

人工神经网络在交通领域中的应用^{*}

姜紫峰 荆便顺

(西安公路交通大学 西安 710064)

摘要 本文给出了人工神经网络在交通运输领域里的应用,评价了其应用效果存在的问题,给出了今后的发展方向。

关键词 人工神经网络

Applications of Artificial Neural Networks to the Traffic Field

Jiang zifeng Jing Bianshun

(Xi'an Highway University)

Abstract The applications of artificial neural networks in the traffic transportation field are given out, the existing problems of application effects are evaluated and developmental orientation of future are presented in this paper.

Key words Artificial neural network

0 引言

人工神经网络 (Artificial Neural Network, 简称 ANN) 是由大量简单的称之为神经元 (Neurons) 的处理单元以某种拓扑结构广泛地相互联接而构成的复杂的非线性动力学系统,它是在对以人脑为主要代表的生物神经系统的组织结构和行为特征进行研究的基础上提出的,它更侧重于对人脑某些特定功能的模拟,强调大量神经元之间的协同作用。通过学习的方法解决问题是人工神经网络的重要特征。诞生于本世纪 40 年代的人工神经网络,在经历了近 50 年的发展演变之后,其应用如今已渗透到各个领域,在智能控制、模式识别、计算机视觉、自适应滤波和信号处理、非线性系统辨识及非线性组合优化等领域正取得令人鼓舞的成就。特别是进入 90 年代以来人们对神经网络在交通运输系统中的应用产生了浓厚的兴趣,涉及到汽车驾驶员行为的模拟、参数估计、路面维护、车辆检测与分类、交通模式分析、货物运营管理、交通流量预测、运输策略与经济、交通环保、空中运输、船舶的自动导航及船只的辨认、地铁运营及交通控制等领域并已经取得了很好的效果。

人工神经网络按其结构不同,可分为: Hopfield 网、Cohonen 网、Cellular 网等,其中多层前馈神经网络是目前应用最广泛的网络之一,也是对映射能力和学习算法研究得最深入的

网络。根据学习规则的不同,神经网络又可分为:监督学习网 (Supervising Learning Nets)、增强学习网 (Reinforcement Learning Nets)、自组织学习网 (Self-organizing Nets)及混合网 (Hybrid Nets) 等。

在交通运输领域,应用最多的是有限多层前馈网络 (Scale-Limited Multi-layer Feedforward Neural Network, 简称 SLMFNN), 图 1 是该网络在对简单感知机模型的能力及其缺陷进行研究的基础上推出的,它是具有明显层次结构的网络模型。网络由输入层、输出层和若干个隐层组成,网络之间通过神经元 (节点) 顺序单向联接。每一层神经元只接受前一层神经元的输入,并在节点上进行复合 (线性叠加) 和畸变 (非线性映射)。通过复合反映不同神经元之间的耦合作用和耦合强度 (由相对权值来表征),通过畸变改变输入信息的结构和形态。

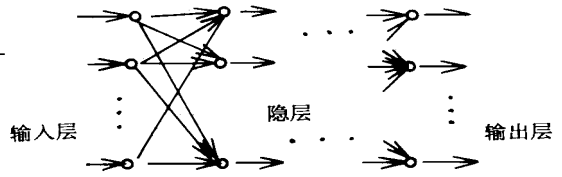


图 1 神经网络典型连接图

1 神经网络在交通运输领域中的应用

1.1 驾驶员行为的研究

在该领域中利用神经网络模拟驾驶员的行为,它可以分为两大类:一为对驾驶员行为的模拟,另一为驾驶员本能决策的建模。第一类由 Yang (1992) 和 Dougherty, Joint 等人率先利用神经网络分析从一个路线选择模拟器中收集到的驾驶员线路选择决策方面的数据,利用志愿者在试验中根据某些准则作出线路选择的数据训练神经网络做出类似的决策,然后再利用神经网络作出预测。上述两篇文章表明:利用神经网络可以很好地复现司机在实际中的决策,并且神经网络方法比传统的技术更快和更精确。

第二类关于神经网络的工作是试图在模拟的道路环境下建立一个实时的车辆驾驶行为模型。Lyons 和 Hunt 于 1992 年进行了首次尝试,使用从一个交互式计算机仿真模型获得的数据,模拟了超车策略,该项工作后来扩展到使用真实的数据并采用了学习向量量化网 (Learning Vector Quantization 简称 LVQ)。另一个建模问题是利用自组织神经网络处理车辆的可接受间距 (Gap Acceptance),采用自适应谐振理论 (Adaptive Resonance Theory, 简称 ART) 控制车辆的横向位置。由于可以方便地从司机的训练仿真中获得数据及近几年虚拟实现 (Virtual reality) 技术价格的下降,这将是一个有吸引力的研究领域。

1.2 参数估计

利用神经网络对交通运输网络中的待测参量进行估计是件很有意义的工作。有些数据对于交通工程师来说是很有用的,但它们的获得却很困难 (例如路网的 OD 阵,交通流量的预测及旅行时间估计等)。利用神经网络方法,根据交通流量预测 OD 阵已发表了许多论文;但是到目前为止只限于较小的路网,有的甚至是对单个交叉口。尽管如此,该项工作仍然是有意义的。通常交通工程师需要含有几十个甚至几百个点的 OD 数据,利用神经网络方法解决路网 OD 预测问题会产生三方面的困难。第一,神经网络方法的计算时间会随交叉口数目的平方增加;第二,网络训练所需的样本数据会变化很大,以至于收集这么多的实际数据是不可行的;第三,估计 OD 阵的反问题即利用一个已知 (估计) 的 OD 阵预测交通量,它是古典的交通分配问题。首先估计 OD 阵,然后将交通按某种规则分配到一个假想的网络中。Xiong 和 Schneider (1992) 结合基因算法和神经网络的优点,用于处理上述交通分配问题。事实上,该系统

的主要部分是用一个渐增的基因算法 (GA) 寻找旅行费用的最小值, 而用神经网络作为费用函数, 据报道该方法比传统的均衡模型法快

旅行时间估计是交通管理中很困难的工作, 利用神经网络处理这类问题证明更有效。有人仅用一条感兴趣路段的实测数据估计旅行时间就获得了很好的结果; 若考虑邻近几条路段的实际数据, 效果更佳。该工作利用 BP网络作为一个自适应的查寻表 (Look-up table); 还可用神经网络估计路网所有线路的占有率, 并将这些信息用于交通自适应控制系统中。另外, 该神经网络系统还可以根据检测到的路段速度和密度的类型估计其最大通行能力。

1.3 车辆检测与分类

根据道路上布设的检测器, 利用神经网络方法对检测器产生的信号进行处理, 以获得最多的有用信息量, 是神经网络应用的又一领域。所检测的数据包括车辆的种类、轴距、轴数、重量等。另一个应用领域即完全抛开传统的车辆检测技术而采用高分辨率摄像机处理技术, 利用神经网络的方法处理某摄像机的车辆动态图像, 据报道在理想情况下, 神经网络技术与传统的图像处理技术在性能上相近, 但是神经网络方法对于摄像机的个数与位置变化及图像的重影 (或模糊) 等方面的处理都表现出极大的灵活性 (Bullock等, 1992, 1993)。另外, 将神经网络用于车辆牌照的自动识别 (Margrita, 1990), 并将上述的影像处理、车辆分类与检测及车牌照自动识别方便地集成为一个车辆检测与分类系统。

1.4 交通模式分析

交通网中的车辆检测器, 提供了大量关于车辆速度、流量、占有率等参数的原始数据。由于这些数据是从各个不同地区收集的, 且真实的交通行为是随时间和空间随机变化的, 加之检测器中存在着误差 (由于检测精度及检测器失效); 对这些原始数据的处理是非常复杂的。使用神经网络的主要目的是发现上述数据的变化模式 (Pattern), 因而在该领域中应用较广。所见到的应用有: (1) 神经网络用于交通阻塞的辅助诊断 (Kirby等, 1993), 它是通过训练神经网络将城市交通网分成阻塞和非阻塞两种状态。由于训练数据是由当地专家筛选得到的, 因此该文的不足之处是该神经网络的通用性较差。然而, 该文给出了利用神经网络消除阻塞的几种策略, 并且诊断水平较高。后来的工作 (Hua和 Faghri, 1993a, b) 将阻塞的状态扩展为多种, 并利用神经网络中的自适应谐振理论 (ART) 解决上述问题。(2) 交通流季节变化分析 Faghri和 Hua在 1992年利用自适应谐振理论 (ART) 探讨了用神经网络分析交通流季节变化情况的可能性, 这对于交通工程师做交通调查是很重要的, 因为它只需要较少的基础数据。但是, 由于交通流的变化还与所讨论道路的性质有关, 因而在进行分析之前主要的工作是必须将道路分成几种典型类型, 这可以用较短时间里的少量数据完成。如果能够获得连续多年的数据, 则很容易获得修正系数, 可以用神经网络完成上述数据分析。(3) 偶发性阻塞检测 由于道路上的交通事故等原因引起的偶发性交通阻塞, 可以利用神经网络的方法进行检测, Ritchie于 1992年提出了用神经网络检测高速公路交通事件方法, 和其它传统事件检测算法相比, 神经网络算法更优。在事件检测算法的研究中, 主要的问题不是检测率, 因为大多数传统的事件检测技术检测率很高, 误报率也高, 因此其研究的关键是如何降低误报率。特别是如果设定一个暂留系数 (Persistence Factor, 即连续 2个以上时间段内神经网络检测到事故时才报警), 此神经网络的方法误报率很低。另外一个困难是利用实际的交通事故数据在线验证所研究的算法的优劣, 由于众所周知的原因, 神经网络方法的有效性检验仅使用了仿真数据。

1.5 交通预测

交通预测可分为两种不同的类型,一类称为战略预测 (Strategic Forecasting),它是通过预测交通量在未来的月、年变化,其结果主要用于道路规划。另一类即短期预测 (Short-term Forecasting) 以几分钟为间隔进行,其结果可以直接送到交通控制系统中。

神经网络用于战略预测 (Chin等, 1992) 和短期预测 (Dougherty等, 1994, Clark等, 1993), 都取得了令人鼓舞的结果。特别是后者的论文做了大量的工作,将神经网络方法和著名的 ARIMA 时间序列模型采用多种不同的拟合优度 (Goodness-of-Fit) 进行了比较,很显然,两种方法的优劣取决于你如何去度量所得到的结果。

1.6 交通控制

在这方面, Nahatsuji 和 Terutoshi (1991) 利用神经网络直接处理交通控制问题,他们训练一个神经网络使其给出某单个交叉口的最优绿信比。后者工作是将其扩展到三个交叉口。该工作无疑是有吸引力的,但作者没有清楚地说明如何准备数据来训练和测试该神经网络。M. Papageorgiou 等人 (1994) 利用神经网络方法对高速公路网的交通施行最优控制,他们用最优的方法调节 BP 网的连接权使其产生最优的控制律,探讨了神经网络的一般性并与其它传统的控制方法进行了比较,得出了利用神经网络方法的优缺点。其主要思想是将高速公路网用神经网络来模拟,即神经元之间的连接权用路网中的路段长度代表,立交表示神经网络的节点,然后提出了一个高速公路网的神经网络控制问题,并用非线性优化技术求得了该问题的解。该文的结论是对于一个简单的高速公路网,开发一个有效的和鲁棒性强的神经网络调节器是可能的;和 Messer (1994) 最优控制算法相比,神经网络调节器计算量少;和多输入多输出 (MIMO) 线性调节器相比,它是非线性的,因而控制效果更好;和固定结构的非线性控制器比较,它有全局逼近的优点,且可以获得最优的控制策略。

神经网络调节器的缺点是它的设计比较复杂,第一,设计过程长且需适当定义有代表性的交通情况,解这个最优问题需要大量的学习与仿真试验;第二,所设计的调节器与特定的高速公路网密切相关,道路网几何线形及交通特性如有改变,就必须重新设计神经网络调节器;第三,该设计所用数据不是真正的道路网数据,因此其仿真结果的实用性有待进一步研究。

对于中等或高等复杂的高速公路网,所需要的交通数据会大量增加,因而开发一个神经网络调节器将是非常费力的。另外, A. D. Febbraro (1994) 等人将旅行时间最短作为性能指标利用神经网络方法求解了高速公路交通的最优控制问题。

1.7 路面养护

用神经网络的方法给路面养护机构提供建议,它包括两方面,一是路面状况的诊断,另一个是预后处理。Kaseko 和 Ritchie (1992, 1993) 利用神经网络方法处理路面裂缝问题,他们首先将路面的照片进行处理,然后根据路面病害程度不同进行分类。需要注意的是神经网络并不能给出一个问题的完整解,它只是一种辅助手段。路面诊断的另外一个例子是自动检测被损坏或模糊不清的道路标线 (Hua 和 Faghri, 1993),他们用 Hopfield 网作为辅助存储器将不完整的标线图像映射到标准样板上,其中神经网络是作为一个子系统,该项工作的非凡之处是采用两种结构不同的神经网络分别处理图像的联接和辨认两个子问题。

关于路面养护预后处理系统的最大困难是网络的可传递性或称可移植性 (Transferability),这是因为道路的处理所采取的措施不仅仅依赖道路本身的条件,对于象养护水平和交通类型等许多因素也必须考虑,还有养护需要多少资金等,要想收集全上述偶发类因素的资料是非常困难的。因此神经网络方法只能在有限的范围内使用,即神经网络必须

经过再训练后方能用于其它场合。另外的一个方法是将要处理的各种因素分成几个优先级 (Haiek和 Hural, 1993), 但该文并没有给出具体的处理建议, 这样做是一个极普通的预处理过程, 需要满足当地的状况。关于这个问题, Rewinski (1992) 提出了采用几个相互连接的神经网络的处理方法, 但该文并没有描述数据的来源, 也没有提供显著性统计结果。

1.8 运输策略与经济

货物运营的主要问题是利用神经网络对运输网和调度进行优化。这方面的主要工作是货物运营问题的参数化, 因为这个问题是高度非线性的, 它的可行解是利用自组织分类网 (Self-organising Categorization Networks, Jwell等, 1991), 然后根据所得到的分类结果采用不同的优化方案; 另一个方法是探讨不同的编码方案, (Potuin和 Shen, 1991); Ohba等人 1993年提出利用 Blotzman机的方法, 该方法不同于其它的神经网络, 它是专门为问题的优化而设计的。遗憾的是, 所得到的结果有点不尽人意。

在经济领域与交通相关的问题是利用神经网络分析空中交通的噪音对机场附近房屋售价的影响, 神经网络作为一种工具对上述问题进行多变量分析, 它可以考虑影响机场附近房屋售价的所有可能因素, 而且用神经网络可以分析诸如噪音系数等参数的重要程度, 一个有趣的现象是所得到的结果与其它分析方法的结果不一致。

进一步的研究是用神经网络预测运输业的总体性能水平, 结果比按随机因素分类回归的好, 比按确定因素分类回归的差。因此, 在该领域中需要对神经网络的有效性进行深入研究。

2 问题分析

2.1 神经网络结构的选择

到目前为止, 对于特定的任务 (例如交通运输问题) 尚没有一个神经网络的详细设计方法, 大多数研究人员只应用简单的试探技术寻找“最优”的网络结构, 在运输领域中仅仅是初步选择一个神经网络结构, 且大多数是三层或四层的前馈神经网络, 对其它类型的神经网络, 例如基于学习向量量化和自组织性质映射的 Cohonen学习没有给以足够的注意, 因此, 应加强该领域的研究。

就多层前馈神经网络, 从工程的观点来看, 它必须是有限规模网络, 也即:

- (1) 网络的层数及各层中处理单元 (即节点) 的个数是有限的;
- (2) 网络中的可调参数 (即联接权系数和阈值) 的可变范围是有限的;
- (3) 网络所可能获得的关于对象的样本信息 (即网络的训练样本) 是有限的。

在以上条件约束下, 需要对如下问题进行深入探索:

(1) 如何构造一个高效的网络。应当研究如何根据具体问题选择合适的节点函数; 增加隐层数目和节点数目在改进逼近效果方面存在什么本质差异; 各自的作用机制是什么; 多个隐层网络的跨层联接会对网络的实际逼近能力产生什么样的影响等。

由于网络本身是一种参数化的结构模型, 即在一定的拓扑结构下, 网络的可调参数决定了网络的功能, 即网络所形成的输入输出映射关系; 另一方面网络又是一种强非线性的模型, 因此, 由某种拓扑结构和参数所决定的网络功能, 常常会与另一种由不同结构和参数所决定的网络功能等价。我们所希望的是利用有限的样本信息, 确定出既满足使用要求而又具有较好的参数估计型态的网络, 即必须在认识网络的内在属性的基础上, 采用某种策略时将尽可能少的单元恰当组织, 确定出满足工程要求的网络结构及参数。

(2) 训练与学习问题。即训练样本如何选取? 我们知道, 从系统辨识理论来看, 即使对

线性系统而言,所需要的样本数目也必须为待估参数的 10~20 倍左右。显然,对于非线性的神经网络模型来说,这一要求还将更为苛刻。所幸的是,对于交通运输领域的应用中样本的获得比其它应用领域要容易得多。即使这样,仍存在两个问题: (a) 如何在众多的数据中获得有用的样本数据; (b) 在某些不能获得足够数据的情况下,如何使用仿真数据去完成网络的训练与测试会出现什么问题。在解决了样本之后,另一个问题即网络的学习问题,反向传播算法 (BP) 已被广泛应用于多层前馈网络的学习过程中, BP 算法本质上是一种梯度投影法,收敛速度慢是这类算法的主要问题。对传统梯度投影法的改进目前主要采用两种方式: (a) 修正投影方向, (b) 修正增量步长。修正投影方向必然伴随大量的中间运算,因而,这类方法虽然可以显著减少学习次数,却未必能够显著减少学习时间。因此,学习算法的研究也不应简单地归结为某种寻优算法的并行化计算问题。

2.2 神经网络模型的推广能力

在交通运输领域中应用最普遍的多层前馈神经网络模型的研究中,通常都以网络对样本数据逼近误差的某种范数指标作为待优化的目标函数,显然这类指标仅仅反映了网络的外部特性,然而作为一种强参数非线性模型,刻画网络内部特性的两类非线性曲率——固有非线性曲率和参数效应非线性曲率,与网络的拓扑结构以及网络参数之间的对应关系却是十分复杂的。因此,虽然可能存在有许多不同的网络结构和不同的网络参数所确定的网络模型都能满足同一逼近误差限的要求,但这些网络模型的许多特性,如模型的推广能力、参数估计的偏差和置信域等,都可能是完全不同的。这就提出了两个问题: (a) 如何从众多的满足某种条件(如误差限)的模型中选择恰当的模型; (b) 模型选定后,其推广能力如何,即必须考虑网络在训练期间或系统实施之后,在缺少数据或样本数据不精确的情况下系统性能的变化,也即需要考虑神经网络的容错性能。面对上述两个问题,我们认为神经网络应具有很好的容错及柔性功能。这应是目前及未来神经网络研究的重点之一。

3 结束语

由于大多数的交通运输问题是高度非线性的,可获得的数据通常是大量的和复杂的,用神经网络处理上述问题有它巨大的优越性。但是,仍然有许多工作要做,特别是在网络结构的选择、模型的推广能力及验证等方面仍需要大量的深入的比较研究,即神经网络不仅应与目前最先进的传统技术相比较,还应广泛地对 BP 网之外的其它网进行研究,以便对各类不同的问题寻找最佳的解决途径。

在我国,对神经网络的理论和应用研究正方兴未艾,但神经网络在公路交通运输领域中的应用研究却很少有人问津。国外在该领域里的研究到了 90 年代已发展得异常迅猛,取得了许多令人鼓舞的成果,作者在此抛砖引玉,期盼有更多的人加入到神经网络在交通运输系统中的应用研究,为我国交通运输的科学化、现代化服务。